

JACKSON LAWRENCE
00000070612

LOUIS GABRIEL HERNANDES
00000070250

CROSS-ENTROPY OPTIMIZATION

OSCAR JIRO HARLISON
00000072786

IGNATIUS STEVEN
00000070642

DEFINITION

- **Cross-Entropy (CE) Optimization** adalah sebuah algoritma metaheuristik yang dirancang untuk menyelesaikan masalah optimasi yang dapat diestimasi dengan memperbaiki distribusi probabilitas secara iteratif pada ruang solusi
- Awalnya dikembangkan untuk simulasi dan menghitung probabilitas kejadian langka oleh Rubinstein pada tahun 1997, CE kemudian diadaptasi untuk menyelesaikan masalah optimasi yang kompleks, seperti optimasi kombinatorial, optimasi kontinu, dan machine learning

CE & MONTE CARLO



- CE sendiri merupakan perhitungan **loss antara dua distribusi probabilitas**, di mana semakin tinggi nilai CE, maka estimasi semakin acak (higher entropy)
- Dasar dari CE adalah metode **Monte Carlo**, yang digunakan untuk mencari solusi estimasi untuk masalah deterministik
- Pada dasarnya, metode Monte Carlo, yang namanya didasarkan dari kota perjudian di Monaco dengan nama yang sama, menggunakan **sampling berkali-kali secara acak** untuk mendapatkan **hasil numerik**

WHY USE CE?

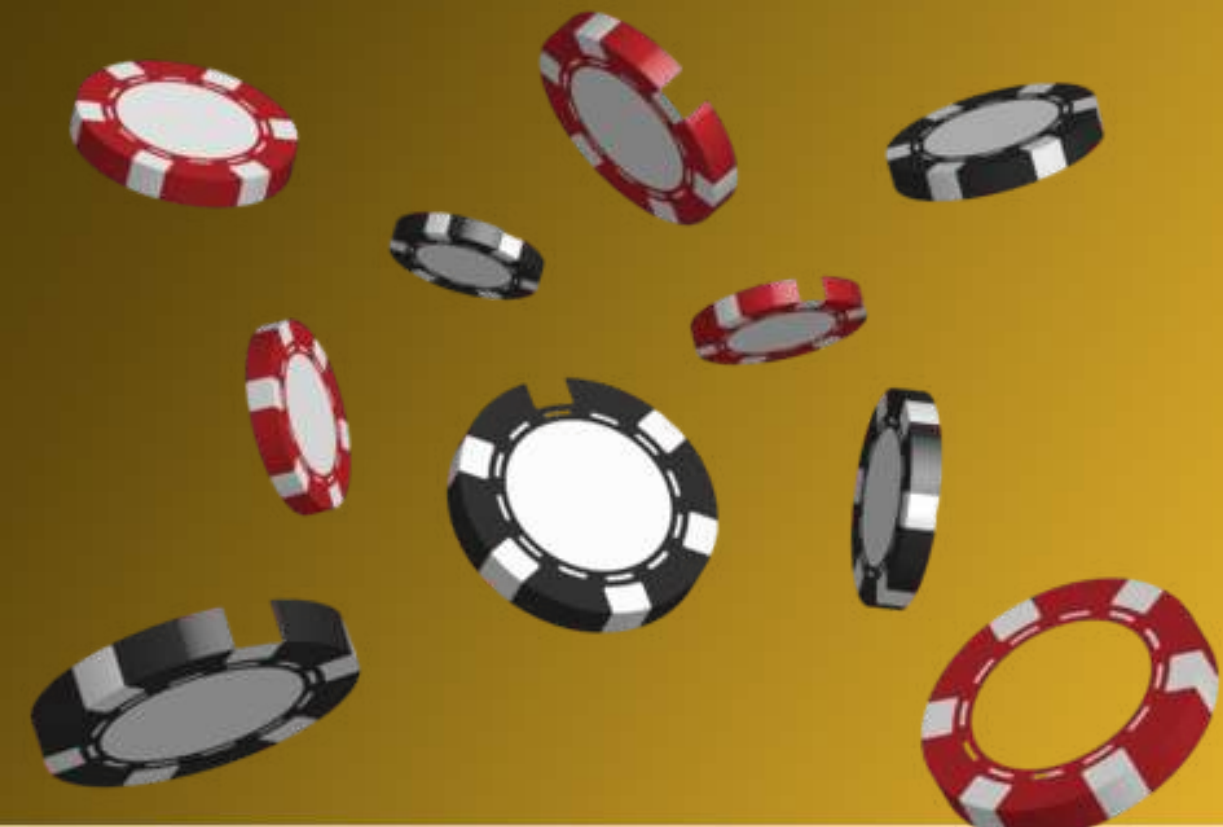
- **Simpel dan adaptif** untuk mengestimasi parameter optimal
- Dapat diaplikasikan untuk masalah optimasi **deterministik dan probabilistik**
- Cocok untuk optimasi **berbasis simulasi dan kontinu** yang kompleks
- Memiliki properti **konvergensi asimtotik** sehingga konsisten berkonvergensi dalam iterasi finit

APPLICATIONS

- Buffer allocation
- Vehicle routing
- Project management
- Scheduling problems
- Queueing models of telecommunication systems
- DNA sequence alignment

HOWEVER...

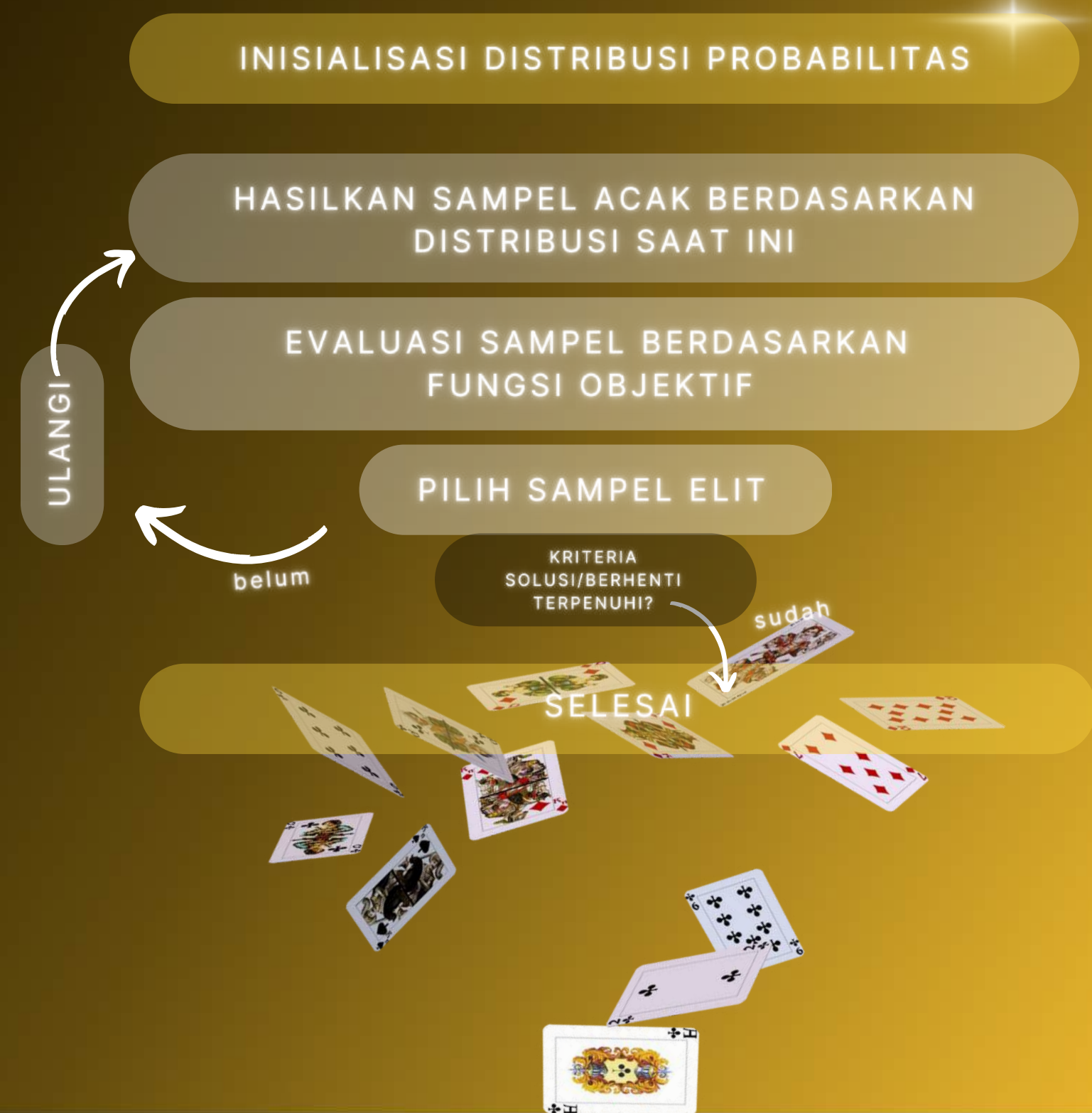
- **Kompleks diterapkan di praktik nyata** dan memerlukan keahlian ekstensif walaupun bersifat adaptif
- **Sangat bergantung terhadap estimasi distribusi probabilitas** secara tepat
- **Memerlukan komputasi intensif** karena memerlukan volume sampel yang banyak, terutama untuk sistem kompleks



HOW IT WORKS

- Awalnya, algoritma dimulai dengan suatu distribusi probabilitas pada ruang solusi
- Solusi kandidat atau **sampel acak** kemudian **dihasilkan dari solusi saat ini** berdasarkan parameter yang ada
- Fitness setiap sampel diuji dan yang **terbaik dipilih untuk memperbarui parameter** distribusi probabilitas
- **Sampling Monte Carlo ini diterapkan secara iteratif**, diulang terus-menerus untuk mendekati solusi optimal
- Dengan memperbarui distribusi probabilitas berdasarkan solusi terbaik dari iterasi sebelumnya, CE secara efektif mempersempit ruang pencarian, meningkatkan peluang menemukan solusi global optimal

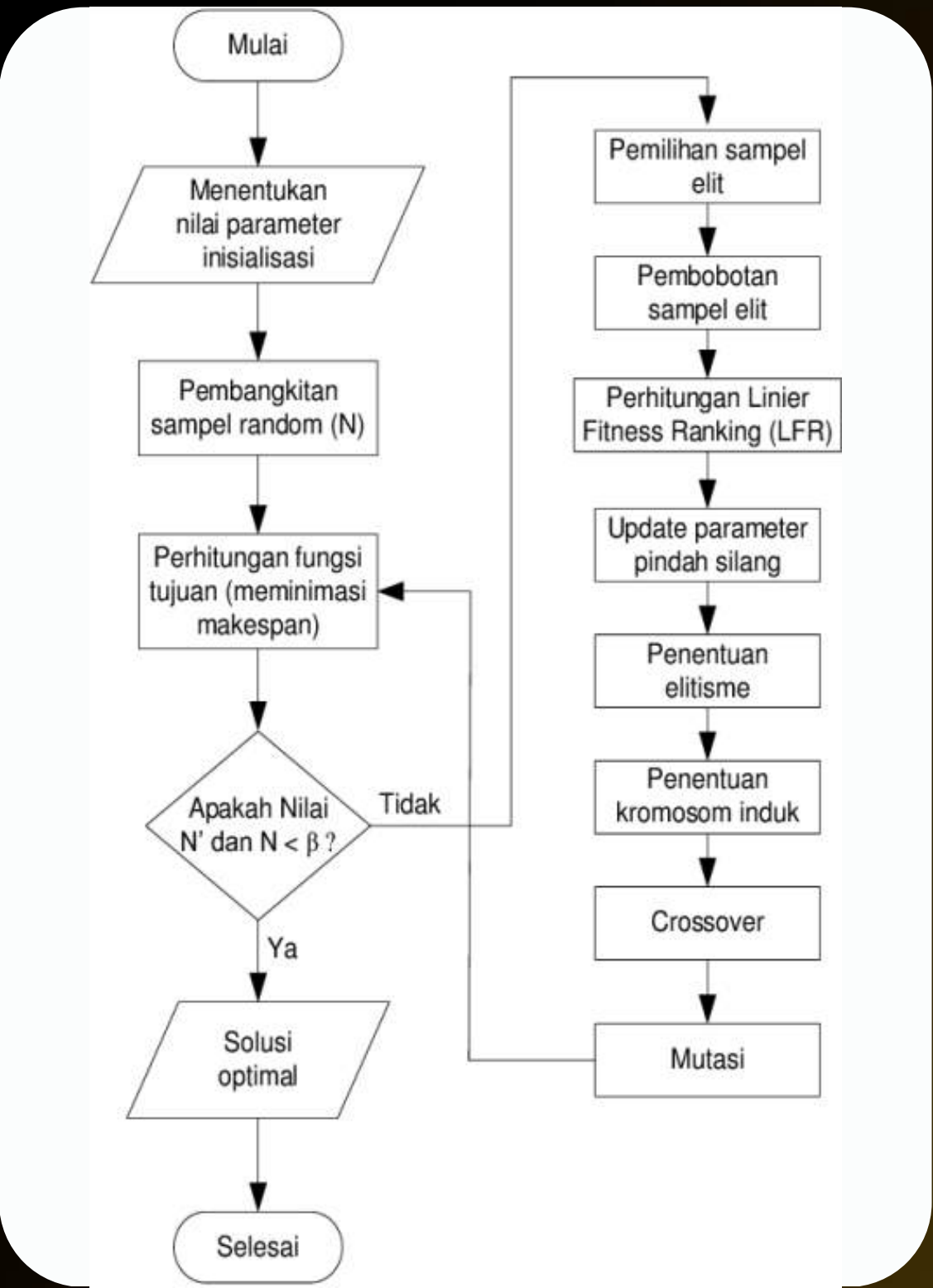
OVERALL CONCEPT



KEY COMPONENTS & STOPPING CRITERIA



PSEUDOCODE



Algorithm 1: Cross Entropy Optimization Algorithm

Data: Initial parameter estimate $\hat{\Theta}^0$, quantile parameter $\rho \in (0, 1)$, stopping threshold ϵ , maximum iterations max_iter

Result: Optimal parameter estimate $\hat{\Theta}^*$

Initialize iteration counter $t = 1$;

while *termination criterion is not satisfied and* $t \leq max_iter$ **do**

 Generate a sample (X_1, X_2, \dots, X_m) from the probability distribution $p(\cdot; \hat{\Theta}^{t-1})$;

 Compute performances $S(X_i)$ for each i ;

 Sort performances $S(X_1) \leq S(X_2) \leq \dots \leq S(X_m)$;

 Set $y^t = S(\lfloor (1 - \rho)N \rfloor)$;

 Solve for $\hat{\Theta}^t$ by maximizing the log-likelihood over the samples where $S(X_i) \geq y^t$;

if $\|\hat{\Theta}^t - \hat{\Theta}^{t-1}\| < \epsilon$ **or** *other termination condition is met* **then**

 | break;

else

 | Increment iteration counter $t = t + 1$;

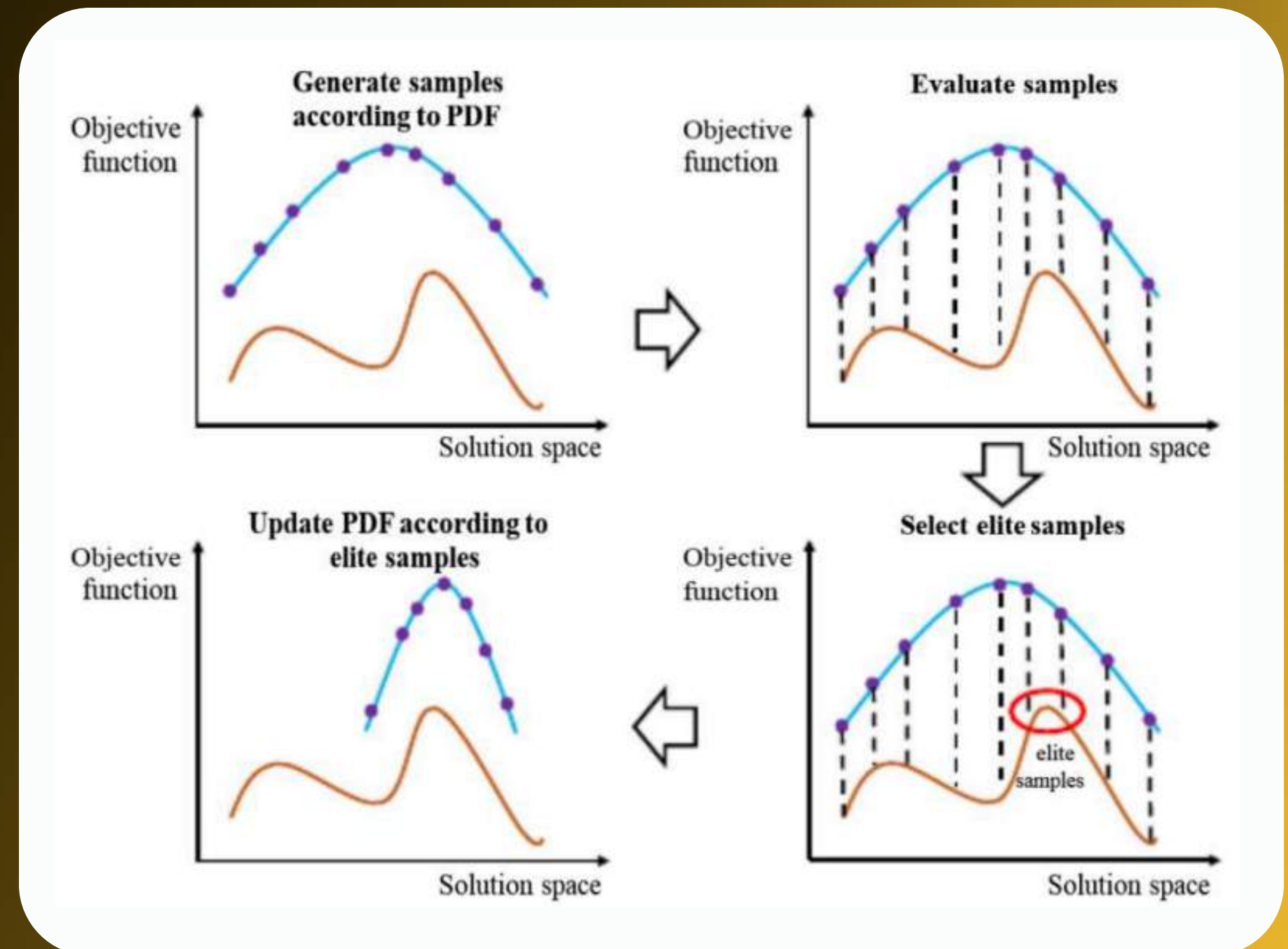
end

end

Return $\hat{\Theta}^*$;

STEPS

- Inisialisasi Distribusi : Dimulai dengan mendefinisikan distribusi awal untuk variabel-variabel yang akan dioptimasi.
- Sampling : Sampel diambil dari distribusi tersebut, menghasilkan solusi-solusi potensial.
- Evaluasi : Solusi-solusi ini kemudian dievaluasi berdasarkan kriteria objektif, seperti nilai fungsi loss.
- Pembaruan Distribusi : Solusi terbaik dari sampel yang diambil digunakan untuk memperbarui parameter distribusi, sehingga distribusi baru lebih condong ke arah solusi terbaik tersebut.
- Iterasi : Langkah ini diulang sampai distribusi konvergen ke solusi optimal atau mencapai kriteria penghentian tertentu.



STOPPING CRITERIA

- Convergence of Loss: Stop training when the change in loss is below a threshold (e.g., $\Delta \text{Loss} < 0.001$) to ensure further training won't significantly improve the model.
- Validation Loss: Use a validation dataset and stop when validation loss increases while training loss decreases (Early Stopping) to prevent overfitting.
- Maximum Epochs: Set a limit on the number of epochs to manage computational resources and ensure timely training.
- Gradient Threshold: Stop training when gradients become very small, indicating convergence.

TIME COMPLEXITY

$$O(m * N)$$

SPACE COMPLEXITY

$$O(m * N)$$

Informations:

- m : Number of instances / samples
- N : Total number of distinct categories

SHANNON ENTROPY

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \times \log_2(p(x_i))$$

Informations :

- $p(x_i)$ = Probability of outcome x_i

CROSS ENTROPY

$$H(P, Q) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \times \log(Q(x_i))$$

Informations :

- $H(P, Q)$ = Cross entropy between the probability distributions P and Q
- $P(x_i)$ = True probability distribution
- $\log(Q(x_i))$ = Predicted probability distribution

EXAMPLE CALCULATION

Sunny : 1%	Sunny : 1%	Cloudy : 4%	Cloudy : 4%
00	01	100	101
$1/2^2 = 25\%$	$1/2^2 = 25\%$	$1/2^3 = 12.5\%$	$1/2^3 = 12.5\%$

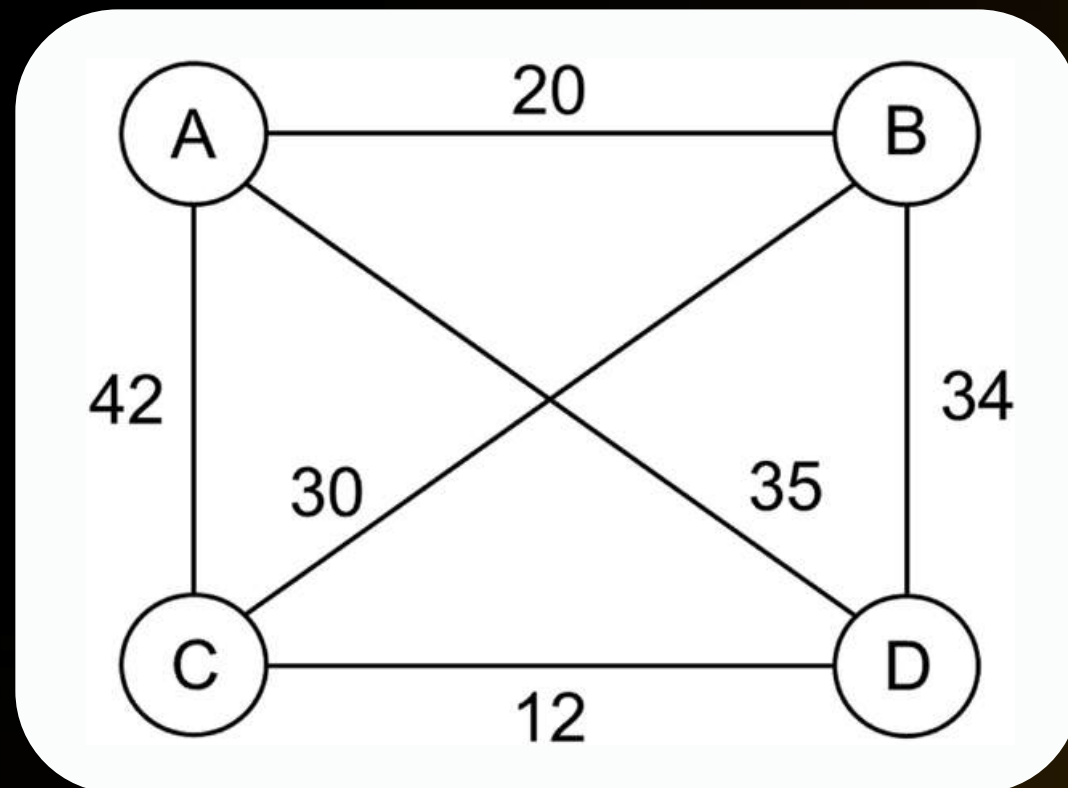
Rainy : 10%	Rain : 10%	Storm : 35%	Storm : 35%
1100	1101	11100	11101
$1/2^4 = 6,25\%$	$1/2^4 = 6,25\%$	$1/2^5 = 3.125\%$	$1/2^5 = 3.125\%$

$$H(p, q) = 1\% \times 2 + 1\% \times 2 + 4\% \times 3 + 4\% \times 3 + 10\% \times 4 + 10\% \times 4 + 35\% \times 5 + 35\% \times 5 = 4.58 \text{ bits}$$

p = true distribution

q = predicted distrubution

TRAVELING SALESMAN PROBLEM



Probability Distribution = $1/\text{distance}$

Rand(0, 1)

Cumulative Distribution Function (CDF)
= $P_0 + P_1 + \dots$

Iterasi 1

Step 1

$A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow A = 97$

$A \rightarrow D \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow A = 141$

$A \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow B \rightarrow A = 108$

Step 2

Select 2 best solution

$S1 = A \rightarrow B \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow A = 97$

$S2 = A \rightarrow C \rightarrow D \rightarrow B \rightarrow A = 108$

Step 3

Update Probability

$PD1 = 1/97 = 0.01$

$PD2 = 1/108 = 0.009$

Total = $0.01 + 0.009 = 0.019$

$P1 = 0.01/0.019 = 0.526$

$P2 = 0.009/0.019 = 0.474$

CDF1 = 0.526

CDF2 = 1

Iterasi 2

Step 1

Mis rand = 0.352

Karena $\text{rand} < \text{CDF1}$, maka
ambil S1, jika diantara CDF1
dan CDF2, maka ambil S2

Setelah memilih S1 atau S2,
lakukan mutation, misal swap
2 city

Lakukan untuk setiap
solution baru

Iteration 2

Step 2

A -> B -> D -> C -> A = 108

A -> D -> C -> B -> A = 97

A -> C -> B -> D -> A = 141

Step 3

Select 2 best solution

S1 = A -> D -> C -> B -> A = 97

S2 = A -> B -> D -> C -> A = 108

Step 4

Update Probability

PD1 = $1/97 = 0.01$ PD2 = $1/108 = 0.009$ P1 = $0.01/0.019 = 0.526$ P2 = $0.009/0.019 = 0.474$

CDF1 = 0.526

CDF2 = 1

Continue to next iteration

Iterasi akan berlanjut
sampai mencapai
stopping criteria



OPTIMIZING A FUNCTION

Misalkan sebuah fungsi $f(x) = x^2$

iteration 1

 $f(x) = x^2$ $x1 = 8.8$ $x1 = 8.8^2 = 77.44$

...

...

 $x20 = -9.9$ $x20 = -9.9^2 = 98.01$

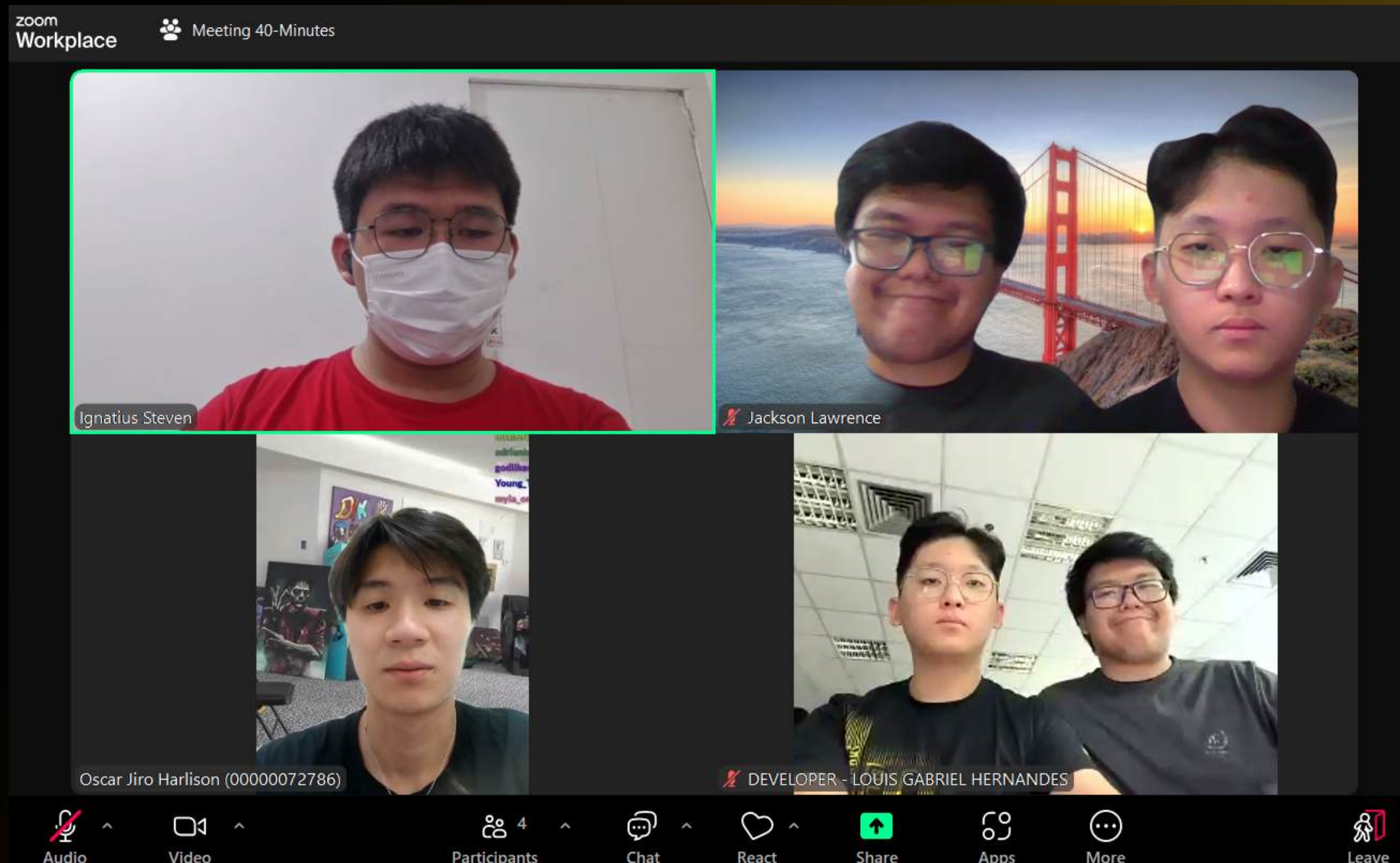
Elitism 10% = x1 & x20

$$\mu = \frac{1}{2} \times (8.8 + (-9.9)) = -0.55$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{2} \times (8.8 + 0.55)^2 + (-9.9 + 0.55)^2 = 87.42$$

$$\sigma = \sqrt{87.42} = 9.35$$

$$N(-0.55, 9.35^2)$$



Links:

- <https://www.ibm.com/topics/monte-carlo-simulation>

Paper:

- https://web.mit.edu/6.454/www/www_fall_2003/gew/CETutorial.pdf
- <https://people.smp.uq.edu.au/DirkKroese/ps/aortut.pdf>
- Buku Metaherustiks dari Kevin Sorensen
- Beyonce

Video:

- <https://youtu.be/ErfnhcEV1O8?si=y4x1fX9hB5mml113>